

کاربرد روش ترکیبی سطح پاسخ و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در پیش بینی سینتیک خشک کردن یک ماده‌ی غذایی تحت شرایط مختلف خشک کردن

محسن مختاریان^{1*}، مسعود شفافی زنونیان²، محمد آرمین³، فاطمه کوشکی⁴

¹ عضو باشگاه پژوهشگران جوان، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد سبزوار، سبزوار، ایران

² استادیار گروه علوم و صنایع غذایی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سبزوار، سبزوار، ایران

³ استادیار گروه کشاورزی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سبزوار، سبزوار، ایران

⁴ دانش آموخته‌ی کارشناسی علوم و صنایع غذایی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد سبزوار، سبزوار، ایران

تاریخ پذیرش: 90/7/3

تاریخ دریافت: 90/5/2

چکیده

خشک کردن مواد غذایی به عنوان روشی جهت بهبود ماندگاری، ارائه شده است. به منظور پایش این فرایند از مدل‌های مختلف شبکه‌ی عصبی نظیر شبکه‌ی عصبی پرسپترون، تابع پایه‌ی شعاعی و مدل ترکیبی شبکه‌ی عصبی و روش شناسی سطح پاسخ به همراه توابع فعال سازی مختلف به عنوان یک ابزار پیش بینی کننده‌ی پارامترهای خشک کردن کدوی سبز استفاده گردید. پارامترهای زمان خشک کردن، دمای هوای خشک کردن و ضخامت نمونه به عنوان ورودی شبکه و از طرف دیگر، عدد فوریه، انرژی اکتیواسیون، ضریب انتشار رطوبت و چروکیدگی به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شد. نتایج مدلسازی نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی پرسپترون همراه با تابع محرک لوگ سیگموئید-لوگ سیگموئید به عنوان بهترین تابع محرک مدل، توانست مقادیر انرژی اکتیواسیون، عدد فوریه، چروکیدگی و ضریب انتشار رطوبت را به ترتیب با ضرایب رگرسیون 0/999، 0/992، 0/999 و 0/991 پایش بینی نماید.

واژه‌های کلیدی: خشک کردن، پیش بینی، شبکه‌ی عصبی پرسپترون.

1- مقدمه

که از رابطه یا فرمولی در مدل‌سازی استفاده شود. مدل‌سازی رطوبت توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی جزء روش‌های استقرایی (مستقیم) می‌باشد چون بدون استفاده از رابطه یا فرمولی فرآیند را مدل‌سازی می‌کنیم. از مزایای این روش، کشف روابط نهفته و اغلب غیر خطی بین متغیرهای وابسته و مستقل فرآیند تحت بررسی و قابلیت تعمیم آن است. تاکنون محققین زیادی از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی پارامترهای مورد نظر در خشک‌کن‌ها استفاده کرده‌اند که در زیر به برخی از آن‌ها اشاره می‌کنیم. گوئین و همکاران (2010) خشک کردن به روش جا به جایی برای کدوی حلوائی مطالعه کردند. نتایج، نشان داد که افزایش دمای فرآیند خشک کردن را شتاب می‌بخشد به طوری که زمان فرآیند در دمای 30 درجه‌ی سانتی‌گراد 8 ساعت به طول می‌انجامد و در دمای 70 درجه‌ی سانتی‌گراد فرآیند در زمان ساعت به اتمام می‌رسد. نتایج داده‌های آزمایشگاهی در این پژوهش توسط مدل‌های دینامیکی برازش داده شده و مدل پیچ به عنوان مدل مناسب برای این فرآیند انتخاب گردید (13). دویمز و همکاران (2007) سینتیک خشک کردن جا به جایی اجباری هوای برش‌های کدوی حلوائی را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج، نشان داد که مدل لگاریتمی و ورما به عنوان بهترین مدل توصیف‌کننده رفتار خشک کردن کدوی حلوائی انتخاب شدند (11). پیندو و همکاران (2006) سینتیک خشک کردن تحت خلاء کدوی حلوائی را با چروکیدگی مدل‌سازی کردند. نتایج، نشان داد که انجماد تأثیر بیش‌تری نسبت به آنزیم‌بری داشت. همچنین نتایج، حاکی از آن بود که انتشار مؤثر رطوبت نمونه پیش‌تیمار شده با انجماد و فشار در طی خشک کردن با خلاء افزایش می‌یابد و برعکس با دما کاهش می‌یابد (20). علی‌یاس (2007) خشک کردن ترکیبی هوا-مایکروویو برش‌های کدوی حلوائی را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج، نشان داد که بهینه‌ترین دوره‌ی خشک کردن، رنگ و مصرف انرژی زمانی به دست آمد هوا داغ و مایکروویو به طور همزمان استفاده گردید و بهترین حالت زمانی بود که توان 350 وات و 50 درجه‌ی سانتی‌گراد بود (5). گوئین¹ و همکاران (2011) تأثیر خشک کردن را بر روی بافت و رنگ کدو حلوائی و فلفل سبز مورد بررسی قرار دادند. نتایج، نشان داد که دمای 30 نسبت به 70 درجه‌ی سانتی‌گراد سبب

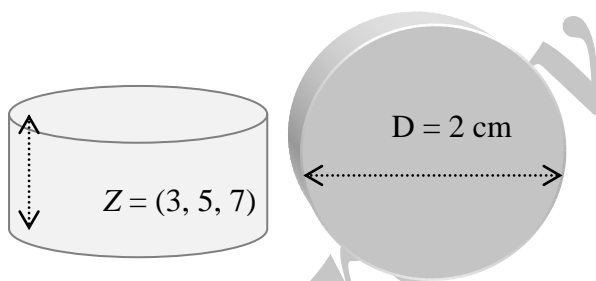
کدو، گیاهی است یک ساله و خزنده که برگ‌های آن به شکل قلب و پهن و پوشیده از کرک ریز می‌باشد و دارای گل‌های زرد رنگ است و گل‌نر و گل ماده‌ی آن روی یک پایه قرار دارد (6). ریشه‌ی آن باریک و بلند است. خشک کردن مواد غذایی و مشخصاً میوه‌ها و سبزیجات از زمان‌های بسیار دور به عنوان راهی جهت افزایش عمر ماندگاری آن‌ها معمول بوده و امروزه نیز به عنوان یکی از فرآیندهای مهم در صنایع غذایی مطرح می‌باشد. برخلاف سبزیجات تازه که فقط برای مدت کوتاهی و در شرایط خاصی نگه‌داری می‌شوند، فرآورده‌های خشک شده را می‌توان در مدت‌های طولانی، بدون کاهش ارزش غذایی نگه‌داری نمود. همچنین سبزیجات خشک شده به دلیل وزن توده‌ی کم به آسانی و راحتی حمل و نقل می‌شوند. در برخی مواد، خشک کردن سبب کاهش قابل توجهی در حجم شده و این سبب کاهش فضای مورد نیاز جهت نگه‌داری می‌گردد (18). حفظ ارزش تغذیه‌ای و قابلیت و سرعت جذب آب مجدد محصول خشک شده دو پارامتری است که به عنوان شاخص کیفیت محصول مد نظر قرار می‌گیرند و هدف و هنر متخصصین صنایع غذایی ارائه و اجرای روش‌هایی است که به تولید محصول با کم‌ترین تغییرات ناخواسته و با بهترین کیفیت از نظر ارگانولپتیکی و تغذیه‌ای بینجامد. فرآیند خشک شدن باید به آرامی و به صورت کاملاً یکنواخت انجام شود. لذا استفاده از خشک‌کن‌هایی که شرایط فرآیند خشک شدن در آن‌ها قابل مهار باشد امری ضروری به نظر می‌رسد. به طور کلی برای مدل کردن پدیده‌های فیزیکی نظیر نسبت رطوبت محصولات کشاورزی دو رهیافت وجود دارد. یک روش استنتاجی است، یعنی با استفاده از نظریه‌ها و فرمول‌های ریاضی نظیر قانون دوم فیک یا نوع ساده شده‌ی آن موسوم به قانون سرد شدن نیوتن رطوبت محصول مدل می‌شود. به عبارتی به صورت غیرمستقیم با استفاده از روابط و ضرایب ثابت مدل‌سازی انجام می‌شود (8). به عنوان مثال، استفاده از مدل‌های خشک کردن محصولات کشاورزی مانند مدل نیوتن، پیچ، دو جمله‌ای، تقریب پخش و غیره که هر کدام دارای ثابت‌ها و ضرایب خاص خود می‌باشند. این رهیافت نسبتاً ساده است اما همواره با تقریب همراه بوده و از دقت پایینی برخوردار است. رهیافت دوم در مدل کردن پدیده‌های فیزیکی استفاده از روش‌های استقرایی است. در این روش، مدل‌سازی به صورت مستقیم انجام می‌شود بدون این

نشده، لذا تحقیق حاضر، جهت بررسی فرآیند سینتیک خشک کردن این محصول مورد پژوهش قرار گرفت.

2- مواد و روش‌ها

2-1- آماده سازی نمونه

در این تحقیق، نمونه‌های کدوی سبز تازه از بازار محلی تهیه گردید. سپس از لحاظ رنگ، قطر و وزن درجه بندی گردید. کلیه‌ی نمونه‌ها جهت کاهش میزان شدت تنفس و تغییرات فیزیولوژیکی و شیمیایی در یخچال با دمای 5 تا 6 درجه‌ی سانتی گراد نگه داری شد. در ابتدای هر آزمایش، نمونه‌های کدوی سبز شسته و سپس توسط یک چاقوی تیز و تخته‌ای از جنس پلی اتیلن در سه ضخامت 3، 5 و 7 میلی متر ورقه ورقه و توسط یک کولیس (مدل ورتکس¹، M502، با درجه بندی 0/01 میلی متر) ابعاد کنترل گردید (شکل 1). کدوی سبز مورد استفاده دارای رطوبت اولیه 13/38 درصد (مبنای خشک) بود. رطوبت اولیه‌ی نمونه‌ها از طریق قرار دادن نمونه‌ها در آون اتمسفریک و در دمای 105 درجه‌ی سانتی گراد به مدت 48 ساعت تا دستیابی به وزن ثابت اندازه گیری شدند (7).



شکل 1 - ساختار شماتیک برش‌های کدوی سبز، Z ، ضخامت نمونه و D ، قطر نمونه.

2-2- تجهیزات خشک کردن

در این مطالعه از یک دستگاه خشک کن آزمایشگاهی استفاده گردید. خشک کن شامل یک فن گریز از مرکز، محفظه‌ی خشک کن به همراه سینی و مجرای عبوری هوا بود. ساختار خشک کن فوق در شکل 2، نشان داده شده است. خشک کن 30 دقیقه قبل از انجام فرآیند خشک کردن به منظور ایجاد شرایط پایا در طول فرآیند روشن و سپس بارگذاری گردید. جهت کنترل دمای خشک کن از صفحه‌ی نمایشگر کامپیوتری خشک کن استفاده

تغییرات رنگ کم تری در لفل سبز شد. همچنین اندیس کروما¹ کدو حلوایی کاهش معناداری را در خشک کردن انجمادی داشت (14). جامبک و همکاران (2007) خشک کردن قارچ دکمه‌ای، کلم بروکسل و گل کلم را از طریق به کارگیری اولتراسوند تسریع بخشیدند. نتایج، نشان داد که پیش تیمار اولتراسوند سبب کاهش زمان خشک کردن در تمام نمونه‌ها گردید. همچنین ویژگی‌های آبیگری مجدد برای نمونه‌های تیمار شده با اولتراسوند بالاتر از نمونه‌های بدون تیمار بود (15). پونوی و همکاران (2006) مدل سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای پیش بینی محتوی رطوبتی و دما را در برش‌های گوجه فرنگی با کمک خشک کن مایکروویو-خلا، مورد بررسی قرار دادند. نتایج، نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی با دو لایه‌ی پنهان و در هر لایه 25 نرون به عنوان بهترین شبکه، تعیین گردید. مقادیر میانگین خطای نسبی و میانگین خطای مطلق برای دما به ترتیب 1/53 درصد و 0/77 بود (21). منلیک و همکاران (2010) رفتار خشک کردن انجمادی سیب را از طریق شبکه‌ی عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار دادند. در این پژوهش، محتوی رطوبتی، نسبت رطوبت و آهنگ خشک کردن سیب تخمین زده شد. نتایج، نشان داد که شبکه‌ی عصبی مصنوعی توانست محتوی رطوبتی، نسبت رطوبت و آهنگ خشک کردن را به ترتیب با ضرایب تبیین 0/999، 0/999، 0/999 تخمین زد (16). مؤمن زاده و همکاران (2010) خشک کردن مایکروویو-بستر سیال پوست ذرت را توسط شبکه‌ی عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار دادند. نتایج، نشان داد که شبکه با تابع عملکرد تاثرات سیگموئید و پس انتشار بیش ترین دقت را در پیش بینی خشک کردن پوست ذرت داشت (17).

هدف از این پژوهش، پیش بینی پارامترهای سینتیک خشک کردن لایه‌ی ای نازک کدوی سبز با کمک مدل‌ها و توابع فعال سازی مختلف شبکه‌ی عصبی مصنوعی بود. علاوه بر این، در این پژوهش از تکنیک بهینه سازی همزمان روش شناسی سطح پاسخ و شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای تخمین پارامترهای عدد فوریه، انرژی اکتیواسیون، ضریب انتشار مؤثر و چروکیدگی استفاده گردید. استفاده از تکنیک ترکیبی شبکه‌ی عصبی مصنوعی و روش شناسی سطح پاسخ امروزه به عنوان یک ابزار جدید برای پیش بینی مورد استفاده قرار گرفته و با توجه به این که تاکنون هیچ گونه فعالیت تحقیقاتی راجع به خشک کردن کدوی سبز انجام

رطوبت به کار می‌رود (10 و 22).

$$\frac{\Delta X}{\Delta t} = D_{\text{eff}} \frac{\Delta^2 X}{\Delta X^2} \quad (2)$$

که در آن X مقدار رطوبت موضعی در مبنای خشک، t زمان و X مختصه‌ی فضایی^۲ می‌باشد. معادله‌ی انتشاری قانون دوم فیک بر انتشار جرم در طی دوره‌ی سرعت نزولی خشک کردن محصولات کشاورزی دلالت دارد (22). برای به کار بردن قانون فیک فرض می‌گردد که فرآورده‌ی غذایی تک بعدی است، رطوبت اولیه‌ی یکنواختی دارد و دارای حرکت درونی رطوبت به مثابه‌ی مقاومت اصلی در برابر انتقال رطوبت است. متاسفانه در نظریه‌ی انتشار، چروکیدگی، سخت شدن سطحی یا ایزوترم‌های جذب در نظر گرفته نمی‌شود (4).

حل معادله‌ی فیک برای یک تیغه^۳ به صورت زیر می‌باشد (رابطه‌ی 3):

$$MR = \frac{m_t - m_e}{m_0 - m_e} = \frac{g}{\pi^2} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{(2n+1)^2} \exp\left(- (2n+1)^2 \frac{\pi^2 D_{\text{eff}} t}{4L^2}\right) \quad (3)$$

ضریب نفوذ مؤثر از طریق محاسبه‌ی شیب معادله‌ی 4 به دست می‌آید:

$$MR = \frac{m_t - m_e}{m_0 - m_e} = \frac{g}{\pi^2} \exp(-\pi^2 F_0) \quad (4)$$

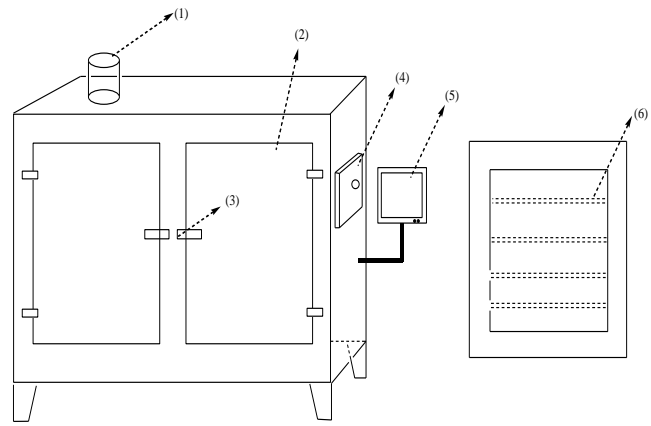
در این معادله، F_0 عدد فوریه (بدون دیمانسیون) می‌باشد. وقتی که نمودار مقدار $\ln MR$ نسبت به زمان رسم گردد شیب خط به دست آمده را در معادله‌ی (5) قرار داده تا ضریب نفوذ مؤثر به دست آید.

$$k_0 = \frac{\pi^2 D_{\text{eff}}}{4L^2} \quad (5)$$

که در آن، m_t میزان رطوبت در زمان t ، m_0 رطوبت اولیه، m_e مقدار رطوبت تعادلی، L نیم ضخامت تیغه (بر حسب متر)، D_{eff} ضریب نفوذ مؤثر (بر حسب متر مربع بر ثانیه)، t زمان (بر حسب ثانیه)، MR نسبت رطوبت (بدون بُعد) و k_0 شیب خط می‌باشد. ضریب نفوذ معمولاً با رسم داده‌های تجربی خشک کردن بر حسب $\ln MR$ نسبت به زمان تعیین می‌گردد. ضریب نفوذ مؤثر، همان شیب زاویه‌ی بخش خطی است. مقادیر انرژی اکتیواسیون نمونه در طی فرآیند خشک کردن با هوای داغ بر حسب معادله‌ی آرنیوس بیان می‌شود (روابط 6 و 7) (22).

$$D_{\text{eff}}^0 = D^0 \exp\left(-\frac{E_a}{RT}\right) \quad (6)$$

$$\ln D_{\text{eff}}^0 = \ln D^0 + \frac{E_a}{R} \left(\frac{1}{T}\right) \quad (7)$$



شکل 2 - ساختار شماتیک خشک کن سینی دار: (1) خروجی هوا، (2) محفظه‌ی خشک کن، (3) درب خشک کن، (4) جعبه‌ی فرمان، (5) نمایش دهنده و (6) سینی‌های خشک کن

گردید. نمونه‌ها به صورت یکنواخت بر روی سینی به صورت یک لایه‌ی نازک پخش گردید. وزن نمونه‌های توسط ترازوی دستگاه (AND Co., EK 300i, Tokyo, Japan) هر 10 دقیقه یک بار ثبت گردید. آزمایش‌ها در سه دمای 60، 70 و 80 درجه‌ی سانتی‌گراد و در رطوبت نسبی 30 و 40 درصد اندازه‌گیری شد. فرآیند خشک کردن تا رسیدن رطوبت نمونه به 0/25 (کیلوگرم آب/کیلوگرم مواد جامد) ادامه یافت. کلیه‌ی آزمایش‌ها در سه تکرار به منظور افزایش دقت آزمایش، انجام گرفت و میانگین مقادیر گزارش گردید.

2-3- مدل سازی ریاضی منحنی‌های خشک کردن

در این تحقیق، نسبت رطوبت خشک کردن کدوی سبز توسط معادله‌ی زیر محاسبه گردید:

$$MR = \frac{(m_t - m_e)}{(m_0 - m_e)} \quad (1)$$

در این معادله m_t مقدار رطوبت در زمان t ، m_0 مقدار رطوبت اولیه و m_e مقدار رطوبت تعادلی می‌باشد. مقدار رطوبت m_e در مقایسه با رطوبت‌های m_t یا m_0 بسیار ناچیز بوده و این مساله، سبب تشخیص راحت این دو از یکدیگر می‌گردد. نمونه‌ها در سه دمای 60، 70 و 80 درجه‌ی سانتی‌گراد و سه ضخامت 3، 5 و 7 میلی‌متر در خشک کن جا به جایی هوای داغ خشک گردید. در این تحقیق، رفتار کاهش رطوبت با گذشت زمان، مورد مطالعه قرار گرفت (12). قانون فیک^۱ اغلب برای توصیف پدیده‌ی نفوذ

2-Spatial Coordinate

3-Slab

1-Fick's Law

می‌گیرد، می‌باشد. در این شبکه، تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد عناصر بردار ورودی و تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر با تعداد عناصر بردار خروجی می‌باشد. آنالیز دقیق و واقعی برای پیدا کردن تعداد نرون‌های لایه میانی در کل بسیار پیچیده است. اما می‌توان گفت که تعداد نرون‌های لایه میانی تابعی از عناصر برداری ورودی و همچنین حداکثر تعداد نواحی از فضای ورودی که به طور خطی از هم جدا پذیرند می‌باشد. از این رو، تعداد نرون‌های لایه مخفی عموماً به طور تجربی به دست می‌آید. هر نرون توسط خروجی خود به نرون‌های لایه بعد متصل می‌گردد، ولی با نرون‌های لایه خودش ارتباط ندارد. خروجی هر نرون توسط رابطه‌ی (10) زیر تعریف می‌گردد:

$$a = f(\sum_{i=1}^n p_i w_{j,i} + b_j) \quad (10)$$

در این رابطه، $w_{j,i}$ مقدار وزن اتصال بین نرون i لایه مذکور با نرون j لایه قبل است که بیانگر اهمیت ارتباط بین دو نرون در دو لایه متوالی می‌باشد، b_j وزن مربوط به بایاس² برای نرون j ، p_i مقدار خروجی از نرون i لایه قبل، a مقدار خروجی از نرون j و f ، تابع آستانه‌ی نرون j .

توابع زیادی در انتقال اعداد از لایه قبل به لایه بعد ممکن است مورد استفاده قرار گیرند. از جمله می‌توان به توابع زیگموئید، گوس، تانژانت هیپربولیک، تابع همانی³ و سکانت هیپربولیک را نام برد. ولی تابع زیگموئیدی بیشترین استفاده را در مسائل مهندسی دارد. این تابع به صورت زیر می‌باشد:

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (11)$$

چیدمان شبکه‌ی عصبی به کار رفته در این پژوهش، شامل سه ورودی و چهار خروجی بود (رابطه‌ی 12). ورودی‌ها شامل زمان خشک کردن، دمای هوای خشک کردن و ضخامت نمونه و خروجی‌ها شامل عدد فوریه، انرژی اکتیواسیون، ضریب انتشار رطوبت و چروکیدگی می‌باشد. چیدمان شبکه مذکور در شکل 3، نشان داده شده است.

$$\text{Output} = f(T, t, z) \quad (12)$$

که در آن D_0 ضریب پیش‌نمایی معادله آرنیوس (m^2/s) ، E_a انرژی فعال‌سازی برای نفوذ رطوبت $(kJ/kmol)$ ، R ثابت جهانی گازهای ایده آل $(kJ/kmol.k)$ ، T دمای مطلق بر حسب کلوین می‌باشد. انرژی فعال‌سازی را می‌توان با ترسیم $\ln D_{eff}$ بر حسب $1/T$ تعیین نمود.

2-4- چروکیدگی

برای اندازه‌گیری چروکیدگی نمونه‌های، در هر دمای مورد نظر نمونه‌ها ابتدا خشک شده و سپس از طریق معادله‌ی (8) چروکیدگی تعیین گردید.

$$\% \text{SKG} = \frac{V_0 - V}{V_0} \quad (8)$$

در این معادله، V_0 حجم کدوی سبز تازه (سانتی متر مکعب) و V حجم کدوی سبز بعد از خشک شدن (سانتی متر مکعب) می‌باشد. حجم نمونه‌ها از طریق جابجایی ان-هپتان تعیین گردید. جرم نمونه جابجا شده در ان-هپتان از طریق ترازوی دیجیتال (Jewelry، AND, model FX-CT SERIES, FX-300 CT, Japan) اندازه‌گیری گردید. حجم نمونه از طریق معادله‌ی (9) محاسبه گردید.

$$V = \frac{m}{\rho} \quad (9)$$

در این معادله، m جرم ان-هپتان جا به جا شده (گرم)، ρ دانسیته‌ی ان-هپتان (گرم/سانتی متر مکعب) و V حجم نمونه (سانتی متر مکعب) می‌باشد (9).

2-5- مدل سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی¹

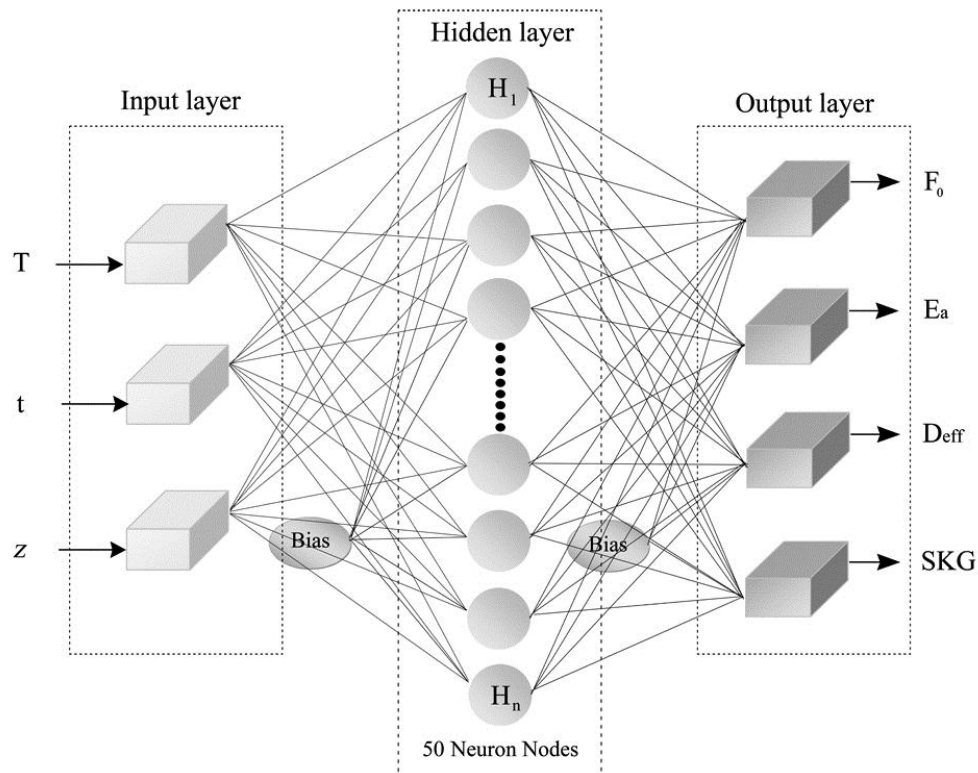
2-5-1- شبکه‌ی عصبی پرسپترون

شبکه‌ی عصبی مصنوعی متشکل از مجموعه‌ای از نرون‌ها با ارتباطات داخلی بین یکدیگر می‌باشد که قادر است بر اساس اطلاعات و داده‌های ورودی، جواب‌های خروجی را تخمین بزند. شبکه‌های عصبی معمولاً به صورت لایه لایه و منظم ایجاد می‌گردند. اولین لایه که اطلاعات و داده‌های ورودی به آن وارد می‌گردد لایه ورودی نامیده می‌شود. لایه‌های میانی لایه‌های مخفی و آخرین لایه که جواب‌های خروجی از مدل را فراهم می‌نماید لایه خروجی نامیده می‌گردد (2). ساده‌ترین و معمول‌ترین نوع شبکه‌ی عصبی که در بسیاری از علوم مهندسی از جمله تحقیق حاضر استفاده می‌گردد شبکه عصبی چند لایه پرسپترون همراه با ناظر که از روش پس انتشار خطا برای آموزش کمک

2 - Bias

3 - Identity function

1 - Artificial neural network (ANN)



شکل 3- ساختار شبکه‌ی عصبی، T ، دمای هوای خشک کردن، t ، زمان خشک کردن، z ضخامت نمونه، F_0 ، عدد فوریه، D_{eff} ضریب انتشار موثر رطوبت، E_a انرژی اکتیواسیون و SKG ، چروکیدگی.

پایه‌ی شعاعی برای تقریب تابع استفاده شود، آنگاه این خروجی خوب است. ویژگی منحصر به فرد شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی، پردازشی است که در لایه‌ی پنهان انجام می‌شود. ایده این است که الگوها در فضای ورودی تشکیل خوشه‌هایی می‌دهند. اگر مراکز این خوشه‌ها معلوم باشند، آنگاه فاصله از مرکز خوشه را می‌توان اندازه گرفت. به علاوه، این فاصله غیر خطی در نظر گرفته می‌شود، به طوری که برای یک الگو در ناحیه‌ی نزدیک به مرکز خوشه، مقداری نزدیک به 1 به دست می‌دهد. خارج این ناحیه، این مقدار به شدت کاهش می‌یابد. تصور این است که این ناحیه، حول مرکز خوشه به طور شعاعی متقارن است، به این دلیل تابع غیر خطی به عنوان تابع پایه‌ی شعاعی شناخته می‌شود. متداول‌ترین تابع پایه‌ی شعاعی به صورت رابطه‌ی 13 است:

$$\varphi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

در یک شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی، r فاصله از مرکز خوشه است. مزایای بسیاری برای شبکه‌های عصبی تابع پایه‌ی شعاعی نسبت به شبکه‌های پرسپترون چند لایه‌ی ادعا شده است. گفته شده است که یک تابع پایه‌ی شعاعی سریع‌تر از یک شبکه‌ی پرسپترون چند لایه آموزش می‌یابد و مرزهای تصمیم‌گیری تولید

2-5-2- شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی

این شبکه با کاربردهای متنوع، یکی از محبوب‌ترین شبکه‌های عصبی و احتمالاً رقیب اصلی پرسپترون چند لایه است. شبکه‌های تابع پایه‌ی شعاعی، بیش‌تر از روش‌های طبقه‌بندی الگوی آماری سنتی الهام گرفته‌اند که این روش‌ها در واقع به شکلی در شبکه‌ی عصبی تجلی یافته‌اند. اما با منظور کردن شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی در طبقه‌بندی کلی شبکه‌های عصبی، این روش‌ها که برای عده‌ی معدودی شناخته شده بودند به صورت گسترده‌ای به کار گرفته شده‌اند. معماری اصلی یک شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی همان‌طور که در شکل 4 نشان داده شده، یک شبکه‌ی سه لایه است. لایه‌ی ورودی صرفاً یک لایه با انشعاب خروجی¹ است و هیچ‌گونه پردازشی انجام نمی‌دهد. لایه‌ی دوم یا لایه‌ی پنهان یک نگاشت غیر خطی از فضای ورودی به یک فضای با بعد بالاتر که در آن الگوها به صورت خطی تفکیک پذیر می‌شوند، انجام می‌دهد. بنابراین، لایه‌ی نهایی یک جمع وزنی ساده با یک خروجی خطی انجام می‌دهد. اگر از شبکه‌ی تابع

می کند. مزیت دیگری که ادعا شده است این است که تعبیر لایه ی پنهان در تابع پایه ی شعاعی ساده تر از تعبیر لایه ی پنهان در یک شبکه ی چند لایه ای پرسپترون است (3).

2-6- طراحی آزمایش ها و مدل سازی فرآیند بهینه سازی

در این پژوهش، تکنیک سطح پاسخ برای تعیین نقاط بهینه سازی شبکه ی عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفت. در فرآیند بهینه سازی ضریب مومنتوم¹، تکرار یادگیری² و تعداد نرون³ به عنوان متغیرهای مستقل فرآیند انتخاب گردید. میانگین خطای نسبی به عنوان متغیر پاسخ فرآیند در این پژوهش، مورد بررسی قرار گرفت. برای تجزیه تحلیل آماری، طرح مربع مرکزی نما مرکزی⁴ شامل 20 آزمایش با 6 تکرار در نقاط مرکزی به کار گرفته شد. مقادیر کد شده و واقعی متغیرهای مستقل مورد استفاده در فرآیند بهینه سازی شبکه ی عصبی در جدول 1، نشان داده شده است.

جهت آنالیز آماری داده ها از نرم افزار آماری Design Expert نسخه 6/01 استفاده گردید. داده های تجربی با کمک یک مدل چند جمله ای درجه ی دو برازش داده شد. این مدل به صورت زیر می باشد:

$$Y_k = \beta_{k0} + \sum_{i=1}^3 \beta_{ki} x_i + \sum_{i=1}^3 \beta_{kii} x_i^2 + \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 \beta_{kij} x_i x_j + \varepsilon_k \quad (17)$$

در این معادله β_{kn} ضرایب ثابت مدل و X_i متغیرهای مستقل مورد استفاده در فرآیند بهینه سازی شبکه ی عصبی می باشد. ارزیابی بهترین مدل بهینه سازی شبکه به کمک تکنیک سطح پاسخ از طریق بررسی آزمون فقدان برازش مدل مذکور بود. به طوری که مدلی که آزمون فقدان برازش را غیر معنی دار نمود به عنوان بهترین مدل انتخاب گردید. متغیرهای مستقل و غیر مستقل بهینه سازی شبکه ی عصبی مصنوعی در جدول 2، نشان داده شده است.

مقادیر کد شده و واقعی متغیرهای فرآیند		
متغیرها	بالا	پایین
تعداد نرون (X_1)	50	2
ضریب مومنتوم (X_2)	0/7	0/1
تکرار یادگیری (X_3)	7000	50

- 1 - Momentum coefficient (M)
- 2 - Training epoch (Te)
- 3 - Number of neuron (NN)
- 4 - Face-Centred Central Composite Design (CCF)

2-5-3- فرآیند یادگیری و انتخاب بهترین تابع عملکرد شبکه

برای توسعه ی مدل ها (در هر دو شبکه به کار رفته) ابتدا داده ها به دو زیر مجموعه، تقسیم شدند: 70 درصد داده ها برای آموزش و 30 درصد باقیمانده هم برای آزمایش شبکه در نظر گرفته شدند. داده ها با استفاده از نرم افزار SPSS نسخه 17 مدل سازی شد. برای تعیین بهترین چیدمان شبکه از دو معیار ضریب تبیین (R^2) و خطای مربعات میانگین (MRE) استفاده می شود که هدف به ترتیب بیشینه و کمینه نمودن پارامترهای فوق می باشد. این معیارها توسط معادلات 14 و 15 محاسبه می شوند.

$$MRE = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|(P_{ANN,i} - P_{exp,i})|}{P_{exp,i}} \right) \times 100 \quad (14)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (P_{ANN,i} - P_{exp,i})^2}{\sum_{i=1}^N (P_{ANN,i} - MR_{ANN,i})^2} \quad (15)$$

در این معادلات، P_{ANN} مقدار پیش بینی شده برای پارامترهای خروجی از شبکه، P_E مقادیر داده های تجربی به دست آمده از آزمایش و N تعداد مشاهدات می باشد (21). وارد کردن داده ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می شود از این رو داده های ورودی به شبکه باید نرمال شود. در صورتی که این مرحله انجام نشود شبکه در طول فاز آموزش، همگرا نخواهد شد و نتایج مطلوب تولید نخواهد شد. در این بررسی، برای نرمالیزه کردن داده ها از رابطه ی 16 استفاده شده است که ورودی ها را بین 0/1 و 0/9 استاندارد می نماید. در نهایت، می توان خروجی های شبکه را با معکوس نمودن الگوریتم استاندارد سازی به حالت اولیه برگرداند (1 و 2).

$$x_n = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \times (r_{max} - r_{min}) + r_{min} \quad (16)$$

در این معادله، x داده خام اولیه، x_n داده نرمالیزه شده، x_{max} و x_{min} به ترتیب مقادیر بیشینه و کمینه داده های اولیه و r_{min} و r_{max} به ترتیب حد بالایی و پایینی دامنه ی تغییرات داده های تبدیل شده

جدول 1- مقادیر کد شده و واقعی فرآیند بهینه سازی شبکه

جدول 2- متغیرهای مستقل و غیر مستقل بهینه سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی

شماره آزمون	متغیرهای مورد بررسی			پاسخ‌ها
	تعداد نرون (X_1)	ضریب مومنتوم (X_2)	تکرار یادگیری (X_3)	
1	50	0/4	3525	0/001276
2	2	0/1	7000	0/168953
3	50	0/7	7000	0/001276
4	26	0/4	7000	0/001430
5	2	0/1	50	0/168953
6	2	0/4	3525	0/168953
7	26	0/4	3525	0/001430
8	26	0/4	3525	0/001531
9	26	0/4	3525	0/001640
10	50	0/1	7000	0/001277
11	26	0/4	3525	0/001470
12	26	0/4	3525	0/001530
13	2	0/7	50	0/168953
14	26	0/1	3525	0/001430
15	26	0/4	50	0/001430
16	26	0/7	3525	0/070854
17	2	0/7	7000	0/114148
18	50	0/1	50	0/028267
19	26	0/4	3525	0/001390
20	50	0/7	50	0/028267

3- نتایج و بحث

می‌دهد. در این مقاله از مدل‌های مختلف همراه با تابع‌های محرک متفاوت برای تخمین پارامترهای سینتیک خشک کردن کدوی سبز استفاده گردید. اولین مدل، مدل ترکیبی سطح پاسخ و شبکه‌ی عصبی مصنوعی بود که برای تعیین شرایط بهینه پارامترهای شبکه‌ی عصبی مصنوعی با هدف کمینه نمودن مقدار خطای نسبی و بیشینه نمودن ضریب تبیین مورد استفاده قرار گرفت. متغیرهای بهینه سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی شامل تعداد نرون، تکرار یادگیری و ضریب مومنتوم بود. نتایج آنالیز آماری بهینه سازی چیدمان شبکه‌ی عصبی مصنوعی نشان داد که مدل درجه‌ی چهارم¹ به دلیل غیر معنی دار نمودن آزمون فقدان برازش به عنوان

در این پژوهش، ترکیبی از لایه‌ها و نرون‌های مختلف همراه با تابع فعال سازی مختلف (در لایه‌های پنهان و خروجی) برای بهینه سازی شبکه‌ی پرسپترون مورد استفاده قرار گرفت. شبکه‌های عصبی با یک لایه‌ی پنهان، تعداد 5 تا 50 نرون به طور تصادفی انتخاب و قدرت شبکه در پیش‌بینی پارامترهای خشک کردن لایه‌ی ای نازک کدوی سبز ارزیابی گردید. برای آموزش شبکه‌ی پرسپترون با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا همراه با مومنتوم استفاده گردید که در آن ضریب مومنتوم در رنج 0/1 - 0/7 و نرخ یادگیری 0/4 در نظر گرفته شد. جدول 3، دامنه‌ی تغییرات متغیرهای ورودی و خروجی شبکه‌های عصبی مصنوعی را نشان

بهترین مدل در فرآیند بهینه سازی فاکتورهای مؤثر در بهینه سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی انتخاب گردید. علاوه بر این، نتایج، نشان داد که مقدار ضریب تبیین و ضریب تبیین تعدیل شده¹ به ترتیب برای مدل فوق 0/9942 و 0/9816 به دست آمد.

Archive of SID

شبکه‌ی عصبی مصنوعی یعنی تعداد نرون، تکرار یادگیری و ضریب مونتوم به ترتیب 27، 6535 و 0/43 می‌باشد. همچنین در این شرایط مقدار خطای نسبی حداقل و از لحاظ مقداری صفر می‌باشد. مطلوبیت به دست آمده در شرایط بهینه برای متغیرها و پاسخ‌ها مورد بررسی 1، گزارش گردید.

دومین مدل مورد استفاده مدل شبکه‌ی عصبی پرسپترون می‌باشد. بررسی نتایج به دست آمده در خصوص شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه¹ همراه با تابع محرک لوگ سیگموئید-لوگ سیگموئید²، با یک لایه‌ی مخفی نشان داد که چیدمان 3-50-3، یعنی شبکه‌ی ای با 3 ورودی، 50 گره (نرون) در لایه‌ی پنهان و 4 خروجی، بهترین نتیجه را برای پیش‌بینی سینتیک خشک کردن کدوی سبز داشت. به طوری که این مدل قادر به پیش‌بینی انرژی اکتیواسیون، عدد فوریه، چروکیدگی و ضریب انتشار رطوبت را به ترتیب با ضرایب تبیین 0/999، 0/992، 0/999 و 0/991 می‌باشد. همچنین از سایر تابع‌های محرک برای مدلسازی با شبکه‌ی عصبی پرسپترون در خصوص پیش‌بینی پارامترهای سینتیک خشک کردن کدوی سبز، مورد مطالعه قرار گرفت. نتایج گزارش‌های این حالت در جدول 4، نشان داده شده است. نتایج جدول، نشان می‌دهد که مدل شبکه‌ی عصبی پرسپترون همراه با تابع محرک لوگ سیگموئید-تانژانت هیپربولیک³ نیز از توانایی بالایی در تخمین پارامترهای خشک کردن کدوی سبز داشته و توانست انرژی اکتیواسیون، عدد فوریه، چروکیدگی و ضریب انتشار رطوبت را به ترتیب با ضرایب رگرسیون 0/999، 0/988، 0/994 و 0/992 پیش‌بینی نماید. تابع محرک همانی-لوگ سیگموئید⁴ به همراه شبکه‌ی عصبی پرسپترون نیز نتایج موفقیت آمیزی را در پیش‌بینی پارامترهای خشک کردن لایه‌ی ای نازک کدوی سبز ارائه نمود به طوری که این شبکه با 15 نرون در لایه‌ی مخفی بهترین حالت را در تخمین پارامترهای انرژی اکتیواسیون، عدد فوریه، چروکیدگی و ضریب انتشار رطوبت داشت.

معادله‌ی پاسخ برای تاثیر پارامترهای بهینه سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی روی مقدار میانگین خطای نسبی برای داده‌های گد شده در زیر به دست آمد:

$$MRE = 6.543E-003 - 0.084 X_1 + 0.035 X_2 - 4E-012 X_3 + 0.071 X_1^2 + 0.022 X_2^2 - 0.013 X_3^2 + 6.85E-003 X_1X_2 + 1.03E-004 X_1X_3 - 6.851E-003 X_2X_3 - 0.042 X_1^2X_2 - 0.014 X_1^2X_3 + 0.014 X_1X_2^2 + 6.85E-003 X_1X_2X_3, (R^2 = 0.9942)$$

شکل 4، نمودار سه بعدی سطح پاسخ، میانگین خطای نسبی را در مقابل تعداد نرون و ضریب مونتوم نشان می‌دهد. همان طور که مشاهده می‌گردد با افزایش تعداد نرون از 5 تا 50 مقدار میانگین خطای نسبی کاهش یافته و منحنی سه بعدی سطح پاسخ یک منحنی پاسخ مینیموم را نشان می‌دهد. از طرف دیگر، افزایش مقدار ضریب مونتوم نیز روندی مشابه قبل را نشان داده و با افزایش ضریب مونتوم از 0/1 تا 0/7 مقدار میانگین خطای نسبی روند نزولی را طی می‌نماید. نتایج مشابه توسط نازقلیچی و همکاران (2011) مشاهده گردید (19).

شکل 5 نمودار سطح پاسخ و کانتور تکرار یادگیری و تعداد نرون را برای بهینه سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی نشان می‌دهد. نتایج، نشان داد که افزایش تعداد نرون روندی مشابه قبل را داشته و با افزایش تعداد نرون‌ها مقدار میانگین خطای نسبی کاهش یافته، به طوری که مقدار میانگین خطای نسبی در تعداد نرون 5، 0/11 و در 50، 0/01- می‌باشد. از طرف دیگر، افزایش تکرار یادگیری از 50 تا 7000 تاثیر ناچیزی در مقدار میانگین خطای نسبی نشان داد.

شکل 6 نمودار سطح پاسخ تکرار یادگیری و ضریب مونتوم را برای بهینه سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی نشان می‌دهد. نتایج، نشان داد که افزایش ضریب مونتوم از 0/1 تا 0/4 سبب کاهش مقدار میانگین خطای نسبی گردید و افزایش مقدار ضریب مونتوم از 0/4 تا 0/7 مقدار میانگین خطای نسبی افزایش می‌یابد. همان طور که از منحنی پیداست مقدار میانگین خطای نسبی در 0/4، صفر و در 0/7، 0/04 می‌باشد. به طور مشابه همان طور که مشاهده می‌گردد افزایش تکرار یادگیری از 50 تا 7000 مقدار میانگین خطای نسبی را افزایش می‌یابد. به طوری که مقدار میانگین خطای نسبی در تکرار یادگیری 50، 0/02- و در 3525، 0/01- می‌باشد.

نتایج، نشان داد که در شرایط بهینه متغیرهای بهینه سازی

1 - Multilayer perceptron (MLP)

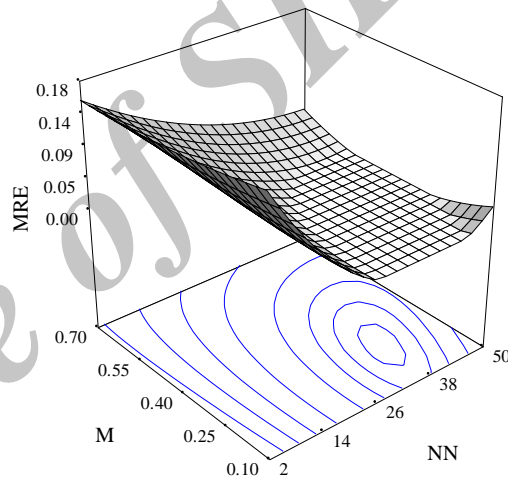
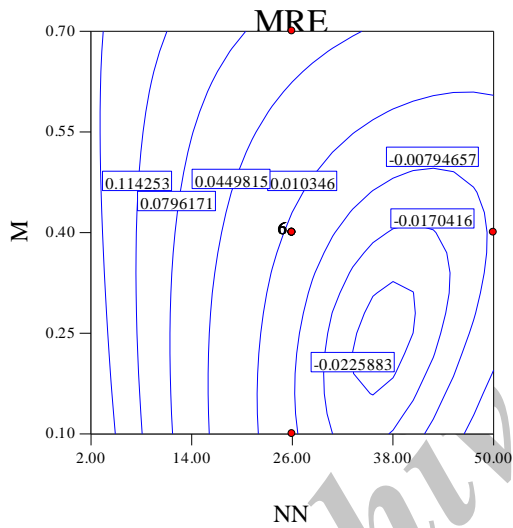
2 - Logarithm sigmoid- Logarithm sigmoid (logsig-logsig)

3 - Logarithm sigmoid-tangent hyperbolic (logsig-tanh)

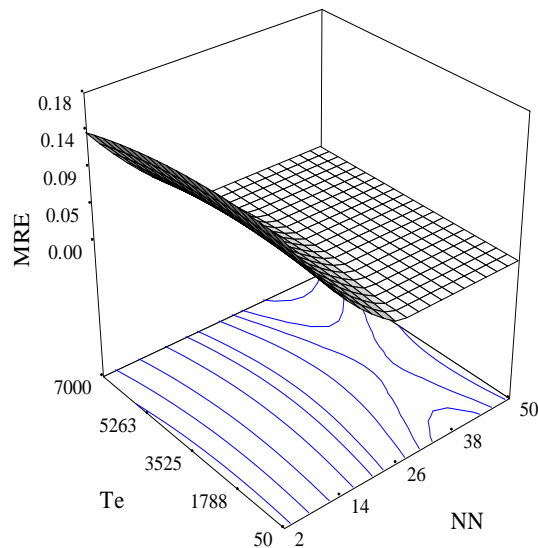
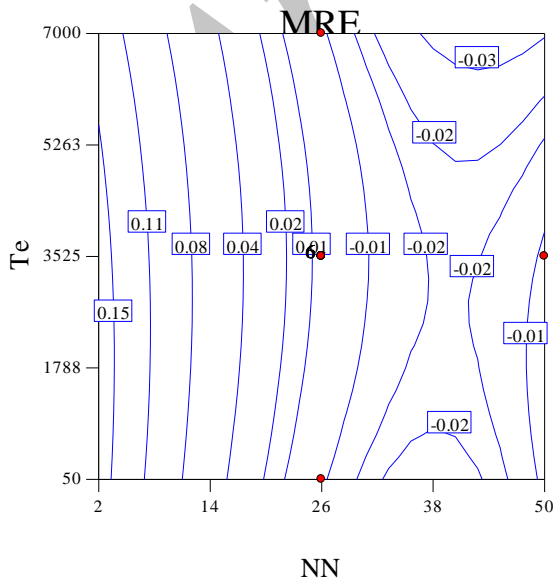
4 - Identity- Logarithm sigmoid (Identity- logsig)

جدول 3 - دامنه‌ی تغییر پارامترهای ورودی و خروجی شبکه

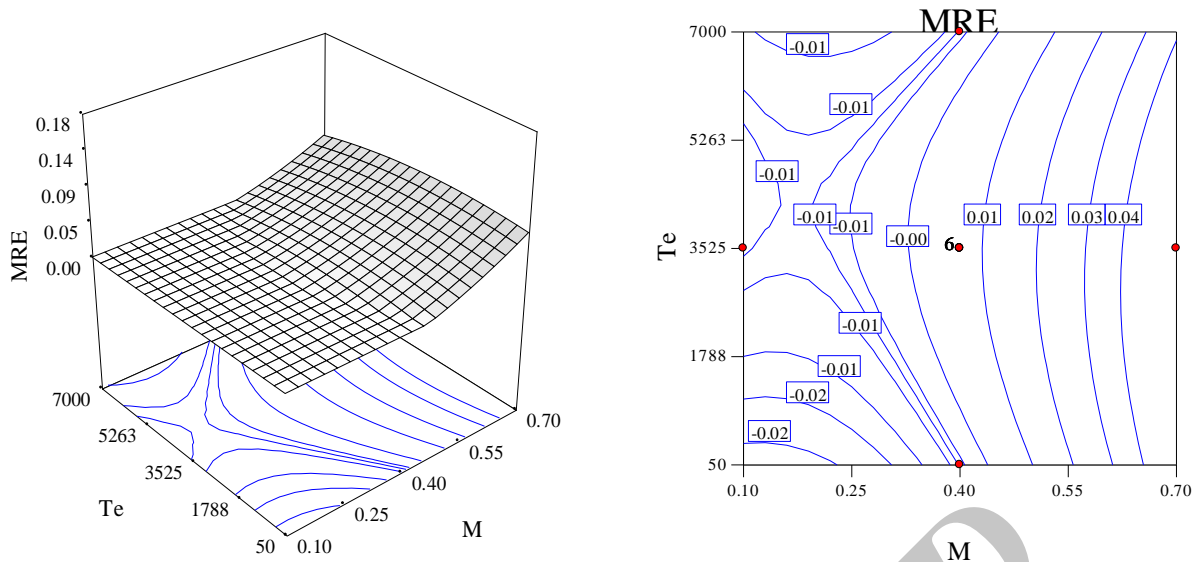
پارامتر	دامنه تغییر
دمای هوای خشک کردن (oC)	80-60
زمان خشک کردن (دقیقه)	540-0
ضخامت (میلی متر)	7-3
ضریب انتشار موثر رطوبت (m^2/s)	$5/81 \times 10^{-6}$ - $2/13 \times 10^{-5}$
انرژی اکتیواسیون (kj/kmol)	30/022 - 46/32
عدد فوریه (بدون بُعد)	330/68-0
چروکیدگی (%)	3/85-3/48



شکل 4 - منحنی سه بعدی تاثیر تعداد نرون (NN) و ضریب مومنتوم (M) روی میانگین خطای نسبی (MRE).



شکل 5 - منحنی سه بعدی تاثیر تعداد نرون (NN) و تکرار یادگیری (Te) روی میانگین خطای نسبی (MRE).



شکل 6- منحنی سه بعدی تاثیر ضریب مومتوم (M) و تکرار یادگیری (Te) روی میانگین خطای نسبی (MRE).

نمودار آنالیز حساسیت مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه‌ی عصبی پرسپترون همراه با تابع محرک لوگ سیگموئید-لوگ سیگموئید در برابر مقادیر تجربی برای بهترین چیدمان (ساختار 4-50-3 یعنی شبکه‌ی عصبی با 3 ورودی و 50 نرون در لایه‌ی پنهان و 4 خروجی) شبکه‌ی عصبی نشان داد که داده‌ها به طور تصادفی در اطراف خط رگرسیونی با ضریب تبیین بالاتر از 0/991 قرار گرفته‌اند که این خود دلیلی بر ارزیابی دقیق شبکه‌ی عصبی در پیش‌بینی پارامترهای خشک کردن لایه‌ی ای نازک کدوی سبز می‌باشد (شکل 7). همان‌طور که مشاهده گردید، این روش توانست پارامترهای خشک کردن لایه‌ی ای نازک کدوی سبز یعنی انرژی اکتیواسیون، عدد فوریه، چروکیدگی و ضریب انتشار رطوبت را به ترتیب با ضرایب رگرسیون 0/992، 0/999 و 0/991 پیش‌بینی نماید.

4- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، پارامترهای مؤثر در خشک کردن هوای داغ کدوی سبز توسط مدل‌های مختلف شبکه‌ی عصبی همراه با توابع محرک مختلف پیش‌بینی گردید. نتایج نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی پرسپترون از دقت بالایی در پیش‌بینی پارامترهای خشک کردن کدوی سبز برخوردار می‌باشد. با وجود این، مدل شبکه‌ی عصبی پرسپترون همراه با تابع محرک لوگ سیگموئید-لوگ سیگموئید به عنوان بهترین تابع محرک مدل، توانست مقادیر

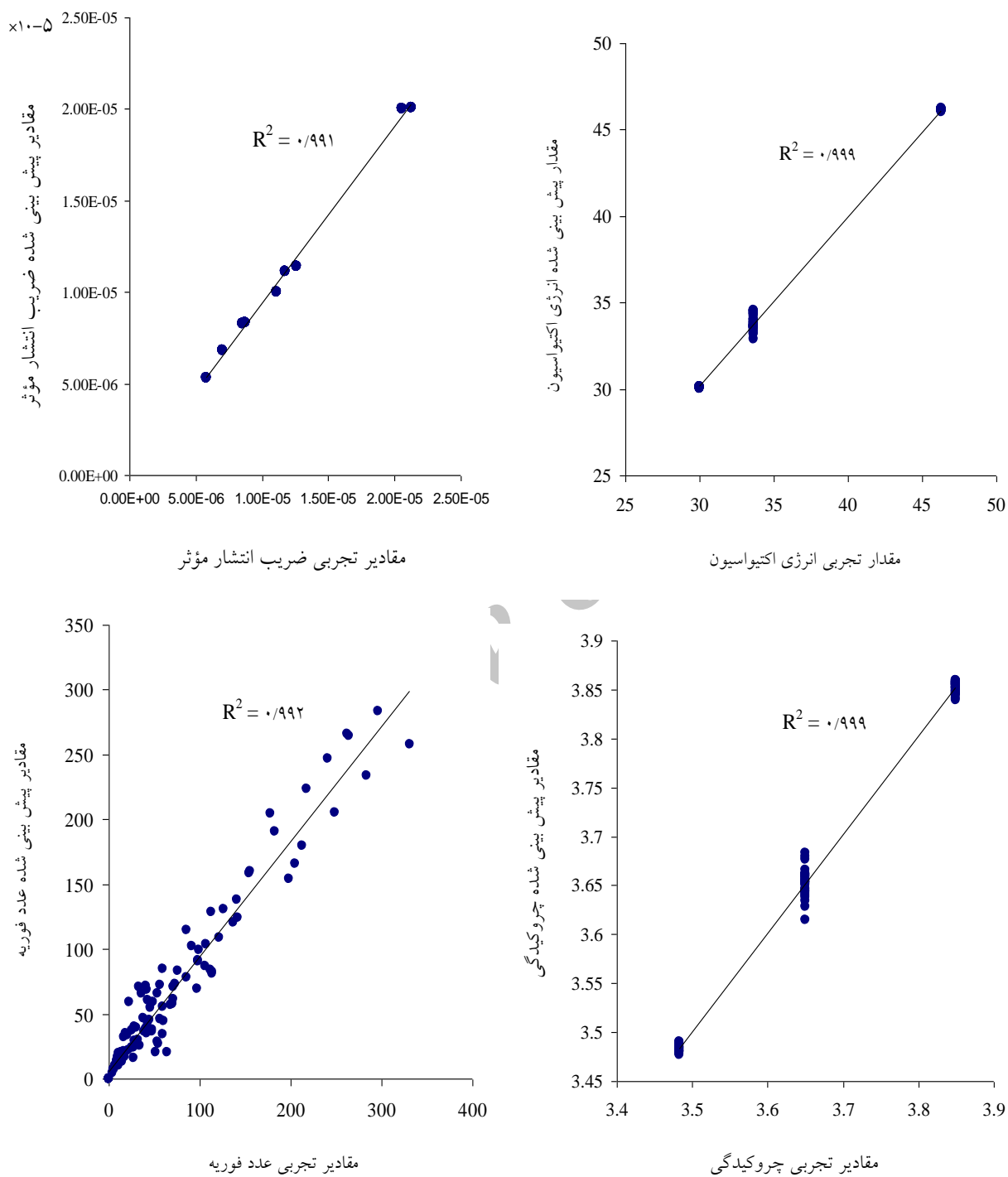
علاوه بر دو مدل فوق، در این پژوهش از مدل شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی به همراه دو تابع محرک پایه‌ی شعاعی نرمالیزه شده¹ و تابع پایه‌ی شعاعی عادی² در پیش‌بینی سینتیک خشک کردن کدوی سبز نیز استفاده گردید. نتایج، نشان داد که این مدل همراه با تابع محرک پایه‌ی شعاعی نرمالیزه شده نتایج بهتری را در تخمین پارامترهای خشک کردن کدوی سبز نشان دادند. به طوری که این مدل توانست با 50 نرون در لایه‌ی پنهان پارامترهای انرژی اکتیواسیون، عدد فوریه، چروکیدگی و ضریب انتشار رطوبت را به ترتیب با ضرایب تبیین 1، 0/671، 1 و 0/999 پیش‌بینی نماید. مقایسه‌ی نتایج مدل‌های شبکه‌ی عصبی همراه با توابع فعال‌سازی مختلف برای تعیین بهترین چیدمان شبکه‌ی عصبی مصنوعی در جدول 4، نشان داده شده است. به طور کلی، نتایج، نشان داد که در بین مدل‌های مختلف همراه با تابع محرک مختلف، شبکه‌ی پرسپترون چند لایه همراه با تابع محرک لوگ سیگموئید-لوگ سیگموئید نتایج بهتری را در پیش‌بینی پارامترهای خشک کردن هوای داغ کدوی سبز نشان می‌دهد. در گام بعد، بهترین مدل پیش‌بینی کننده سینتیک خشک کردن کدوی سبز شبکه پرسپترون چند لایه همراه با تابع محرک لوگ سیگموئید-تانزانانت هیپربولیک می‌باشد. نتایج سایر شبکه‌ها در جدول 4، نشان داده شده است.

1 - Normalized radial basis function (NRBF)

2 - Ordinary radial basis function (ORBF)

جدول 4- مقایسه‌ی دو مدل شبکه‌ی عصبی در پیش بینی پارامترهای خشک کردن کدوی سبز

انرژی اکتیواسیون	ضریب انتشار موثر	چروکیدگی	عدد فوریه	پارامترهای آماری	تابع محرک	مدل شبکه
0/994	0/983	0/993	0/641	R^2		
0/00570	0/0163	0/0050	0/4685	MRE	logsig-logsig	MLP-RSM
3-27-4	3-27-4	3-27-4	3-27-4	چیدمان		
0/999	0/991	0/999	0/992	R^2		
0/000089	0/00421	0/00011	0/00314	MRE	logsig-logsig	MLP
3-50-4	3-50-4	3-50-4	3-50-4	چیدمان		
0/989	0/975	0/989	0/754	R^2		
0/0064	0/0124	0/0078	0/1333	MRE	tanh-tanh	MLP
3-35-4	3-35-4	3-35-4	3-35-4	چیدمان		
0/999	0/992	0/994	0/988	R^2		
0/000259	0/00192	0/000248	0/0041	MRE	logsig-tanh	MLP
3-25-4	3-25-4	3-25-4	3-25-4	چیدمان		
0/997	0/991	0/998	0/951	R^2		
0/000803	0/00138	0/000974	0/000704	MRE	identity-tanh	MLP
3-30-4	3-30-4	3-30-4	3-30-4	چیدمان		
0/999	0/998	0/997	0/973	R^2		
0/000739	0/000661	0/000849	0/00175	MRE	identity-logsig	MLP
3-15-4	3-15-4	3-15-4	3-15-4	چیدمان		
1	0/999	1	0/671	R^2		
$4/74 \times 10^{-12}$	$2/86 \times 10^{-12}$	$1/96 \times 10^{-12}$	0/0043	MRE	NRBF	RBF
3-50-4	3-50-4	3-50-4	3-50-4	چیدمان		
0/523	0/663	0/533	0/765	R^2		
$7/17 \times 10^{-15}$	$1/52 \times 10^{-15}$	$4/02 \times 10^{-15}$	0/0043	MRE	ORBF	RBF
3-50-4	3-50-4	3-50-4	3-50-4	چیدمان		



شکل 7 - مقادیر پیش‌بینی شده و تجربی پارامترهای خشک کردن لایه ای نازک کدوی سبز توسط شبکه‌ی عصبی پرسپترون همراه با تابع محرک لوگ سیگموئید - لوگ سیگموئید

- 10- Doymaz, I. 2007a. Air-drying characteristics of tomatoes. *Journal of Food Engineering*, 78: 1291-1297.
- 11- Doymaz, I. 2007b. The kinetics of forced convective air-drying of pumpkin slices. *Journal of Food Engineering*, 79: 243-248.
- 12- Doymaz, I. and Ismail, O. 2011. Drying characteristics of sweet cherry. *Journal of Food and Bioproducts Processing*, 89: 31-38.
- 13- Guiné, R. P. F. Pinho, S. and Barroca, M. J. 2010. Study of the convective drying of pumpkin (*Cucurbita maxima*). *Journal of Food and Bioproducts Processing*, In Press.
- 14- Guiné, P. F. R., and Barroca, J. M. 2011. Effect of drying treatments on texture and color of vegetables (pumpkin and green pepper). *Journal of Food and Bioproducts Processing*, In Press.
- 15- Jambrak, A. R. Mason, T. J. Paniwnyk, L. and Lelas, V. 2007. Accelerated drying of button mushrooms, Brussels sprouts and cauliflower by applying power ultrasound and its rehydration properties. *Journal of Food Engineering*, 81: 88-97.
- 16- Menlik, T. Özdemir, M. B. and Kirmaci, V. 2010. Determination of freeze-drying behaviors of apples by artificial neural network. *Journal of Expert Systems with Applications*, In Press.
- 17- Momenzadeh, L. Zomorodian, A. and Mowla, D. 2010. Experimental and theoretical investigation of shelled corn drying in a microwave-assisted fluidized bed dryer using Artificial Neural Network. *Journal of Food and Bioproducts Processing*, In Press.
- 18- Mwithiga, G. and Olwal, J. O. 2005. The drying kinetics of kale (*Brassica oleracea*) in a convective hot air dryer. *Journal of Food Engineering*, 71: 373-378.
- 19- Nazghelichi, T. Aghbashlo, M. and Hossein Kianmehr, M. 2011. Optimization of an artificial neural network topology using coupled response surface methodology and genetic algorithm for fluidized bed drying. *Journal of Computers Electronics in Agriculture*, 75: 84-91.
- 20- Pinedo, A. A. and Murr, F. E. X. 2006. Kinetics of vacuum drying of pumpkin (*Cucurbita maxima*): Modeling with shrinkage. *Journal of Food Engineering*, 76: 562-567.
- 21- Poonnoy, P. Tansakul, A. and Chinnan, M. 2006. Artificial Neural Network Modeling for Temperature and Moisture Content Prediction in Tomato Slices Undergoing Microwave-Vacuum Drying. *Journal of Food Engineering & Physical Properties*, 49: 185-191.
- 22- Sacilik, K. R. Keskin, and A. K. Elicin. 2006. Mathematical modeling of solar tunnel drying of thin layer organic tomato. *Journal of Food Engineering*, 73: 231-238.
- انرژی اکتیواسیون، عدد فوریه، چروکیدگی و ضریب انتشار رطوبت را به ترتیب با ضرایب رگرسیون 0/992، 0/999 و 0/991 پیش بینی نماید که این ضرایب نشان دهنده دقت بالای مدل در تخمین پارامترهای خشک کردن کدوی سبز می باشد به طور کلی، پیشنهاد می گردد که در پژوهش های بعدی از سایر ابزارهای تخمین زن نظیر سیستم های فازی-عصبی و همچنین سایر مدل های شبکه های عصبی مصنوعی و توابع فعال سازی مختلف جهت مقایسه با مدل های تجربی استفاده و قدرت این ابزارها در تخمین پارامترهای خشک کردن کدوی سبز مورد ارزیابی قرار گیرد.

5-منابع

- 1- رنجبر، آ. 1388. پیش بینی هزینه های تعمیر و نگه داری تراکتور جاندیر با استفاده از دو ساختار متفاوت شبکه ی عصبی MLP. *مجله ی اقتصاد و توسعه ی کشاورزی (علوم و صنایع کشاورزی)*، جلد 22، شماره ی 2، 87-96.
- 2- اسفندیاری درآباد، ف. 1389. پیش بینی میانگین دمای ماهانه ی ایستگاه سینوپتیک سنندج با استفاده از مدل شبکه ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP). *مجله ی جغرافیا (فصلنامه ی علمی-پژوهشی انجمن جغرافیای ایران)*، سال 8، شماره ی 27، 45-64.
- 3- میر صالحی، م. 1387، شبکه های عصبی مصنوعی، انتشارات دانشگاه فردوسی، 151-154.
- 4- Akgun, N. A. and Doymaz, I. 2005. Modeling of olive cake thin-layer drying process. *Journal of Food Engineering*, 68: 455-461.
- 5- Alibas, I. 2007. Microwave, air and combined microwave-air-drying parameters of pumpkin slices. *Journal of LWT*, 40: 1445-1451.
- 6- <http://anrcatalog.ucdavis.edu/pdf/7245.pdf>
- 7- AOAC, 1990. Official Method of Analysis. 15th ed. vol.2. Association of Official Analytical Chemists, Inc., Arlington.
- 8- Broyart, B. and Trystram, G. 2003. Modeling of heat and mass transfer phenomena and quality changes during continuous biscuit baking using both deductive and inductive (neural network) modeling principles. *Institution of Chemical Eng. Trans, IChemE*, Vol 81, Pt. C.
- 9- Devahastin, S. Suvarnakuta, P. Soponronnarit, S. and Mujumdar, A. S. 2004. A comparative study of low-pressure superheated steam and vacuum drying of a heat-sensitive material. *Journal of Drying Technology*, 22: 1845-1867.